

MODELO NEURONAL DE MÓDULO FOTOVOLTAICO

C. R. Sánchez Reinoso¹, D. H. Milone¹, R. H. Buitrago²

¹Centro de Investigación en Señales, Sistemas e Inteligencia Computacional (SINC) – Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas, Universidad Nacional del Litoral - CONICET, Ciudad Universitaria UNL, 3000 Santa Fe, csanchezreinoso@santafe-conicet.gov.ar

²Instituto de Desarrollo Tecnológico para la Industria Química (INTEC), Universidad Nacional del Litoral - CONICET, Guemes 3450, 3000 Santa Fe, rbuitre@intec.unl.edu.ar

RESUMEN: El diseño y la evaluación adecuada de un sistema fotovoltaico requiere una especial atención en el comportamiento de los módulos. Los modelos de paneles están basados en aproximaciones en función de parámetros provistos por el fabricante o bien en otros que deben ser obtenidos midiéndolos especialmente.

El objetivo de este trabajo es proponer un nuevo modelo de módulo fotovoltaico que permita obtener su curva de salida a partir de las condiciones de operación a las que se encuentra sometido.

Los resultados muestran el buen desempeño del modelo propuesto ante variaciones de radiación y de temperatura. Este modelo permite no solo prescindir de los parámetros empleados habitualmente sino que además consigue determinar la salida para diferentes condiciones de carga.

Palabras clave: modelo, módulo fotovoltaico.

INTRODUCCIÓN

La potencia eléctrica de salida de módulos fotovoltaicos depende principalmente de la radiación solar incidente y de la temperatura de celda. Los fabricantes normalmente proporcionan algunos datos operacionales de los paneles, tales como la tensión de circuito abierto, la corriente de cortocircuito, la corriente y la tensión en el punto de máxima potencia, coeficientes de temperatura de tensión y corriente y temperatura nominal de operación de celda. Estos datos están disponibles sólo en condiciones estándar de medida, para las cuales se obtiene una mayor potencia de salida pero en general no son las condiciones reales de operación.

Existen modelos como los de uno o dos diodos (Duffie and Beckman, 1991; Nelson 2003) pero se necesitan ajustar sus parámetros o usar algún método para su extracción.

Otros modelos predicen la producción de energía mediante un modelo algebraico simple pero se requieren parámetros que normalmente no provee el fabricante (King 2000; King et al., 1998; King et al., 2004).

En este trabajo se propone un modelo que no necesita de los datos provistos por el fabricante y tampoco requiere la medida ni extracción de los parámetros de los modelos convencionales.

A continuación se presenta un modelo convencional y luego el modelo propuesto y la metodología empleada. Posteriormente se discuten los resultados y en la última sección se resumen las conclusiones.

MODELO DEL PANEL FOTOVOLTAICO

Modelo tradicional

Una celda fotovoltaica puede ser caracterizada por un circuito eléctrico equivalente obtenido a partir de estudios de física del estado sólido (Araujo et al., 1982). La característica I-V de un módulo dependerá de la cantidad y forma de conexión de sus celdas, pero es aplicable el mismo modelo obtenido para el caso de la celda. Dicho modelo matemático está dado por las siguientes ecuaciones

$$I = I_L - I_0 - \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

$$I_0 = I_{01} \left(e^{\frac{V+IR_s}{m_1 V_t}} - 1 \right) - I_{02} \left(e^{\frac{V+IR_s}{m_2 V_t}} - 1 \right) \quad (2)$$

donde I es la corriente eléctrica suministrada por la celda solar; I_L es la corriente fotogenerada; I_{01} e I_{02} son las corrientes que representan a los fenómenos de difusión en las zonas neutras y de recombinación en la zona de carga respectivamente; V_t es el voltaje térmico ($V_t = kT/e$ siendo k la constante de Boltzman, T la temperatura en grados Kelvin y e la carga del electrón); m_1 y m_2 son factores que representan fenómenos de difusión y recombinación (McIntosh et al., 2000); R_s es la resistencia serie; y R_{sh} la resistencia paralelo.

Este modelo tiene siete parámetros desconocidos que deben obtenerse resolviendo un sistema de ecuaciones implícitas no lineales para cada condición de operación. Es importante notar que dichas condiciones son variables en el tiempo y que además una central grande está formada por miles de paneles, por lo que la resolución del sistema incrementa de manera notable el costo computacional.

Modelo propuesto

En este trabajo se propone modelar cada módulo mediante una red neuronal de forma tal de disminuir el costo computacional, tanto a nivel módulo como a nivel arreglo, y conseguir de esa manera un resultado útil en una aplicación en tiempo real.

Existen algunos trabajos que aplican redes neuronales para resolver problemas relacionados a los sistemas de generación fotovoltaica (Hontoria et al., 2007). En el caso particular del módulo fotovoltaico se emplearon redes para la obtención del punto de máxima potencia (Hiyama, 1995) y también para obtener la tensión y corriente entregadas pero dando como resultado un punto de la curva I-V (Almonacid et al., 2009).

A diferencia de estos trabajos, nosotros proponemos múltiples salidas que permitan obtener en un paso la curva completa del módulo fotovoltaico. La red es un perceptrón multicapas, el cual posee dos entradas dadas por las variables temperatura y radiación, 9 neuronas en la capa oculta y 40 nodos en la capa de salida (Fig. 1). La salida proporcionada por la red es un vector de 40 componentes, formado por los vectores de corriente y de tensión, donde cada par de componentes (v_i) corresponde a una carga diferente. Las funciones de activación de la capa oculta son sigmoides y las de la capa de salida funciones lineales (Haykin, 1999).

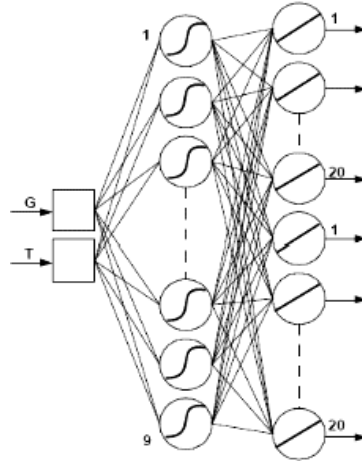


Figura 1: Representación del modelo neuronal del módulo fotovoltaico.

El modelo de las neuronas ocultas puede expresarse como

$$h_j = g \left(\sum_{i=1}^N w_{ji} x_i + b_j \right) \quad j = 1, \dots, N_j \quad (3)$$

donde x_i es la entrada i , h_j es la salida de la neurona oculta j , b es el sesgo de la neurona y $g(\cdot)$ es la función sigmoide.

La salida de la red está dada por la función

$$z_k = f\left(\sum_{j=1}^{N_j} w_{kj} h_j + b_k\right) \quad k = 1, \dots, K \quad (4)$$

donde $f(\cdot)$ es la función lineal. En ambas ecuaciones W representa los pesos de conexión de la capa correspondiente.

Se tomó un módulo fotovoltaico comercial para su caracterización, y se realizaron ensayos bajo diferentes condiciones de radiación y temperatura en el Instituto de Desarrollo Tecnológico para la Industria Química (INTEC) con el objetivo de obtener los datos de tensión y corriente a emplear en el entrenamiento de la red neuronal. Los procedimientos, condiciones de medida y equipos utilizados en las mediciones cumplen la norma IEC-904. Se emplearon radiaciones de 400, 500, 600 y 750 W/m² y temperaturas de celda en pasos de 5 °C, desde los 25 °C a los 65 °C.

Los datos del módulo obtenidos experimentalmente pueden extrapolarse de manera de poder contar con una mayor cantidad de datos para el entrenamiento de la red. El método de extrapolación que empleamos está basado en la norma internacional IEC-891, la cual describe el proceso para corregir con la irradiancia y la temperatura la característica I-V de un dispositivo fotovoltaico siempre que el rango de irradiancia al que se vaya a corregir esté en $\pm 30\%$ con respecto al medido. Según dicha norma, la característica I-V de un dispositivo fotovoltaico se podrá corregir a condiciones estándar de medida (radiación de 1000 W/m² y temperatura de 25 °C) u otras condiciones deseadas aplicando las ecuaciones siguientes:

$$I_2 = I_1 - I_{SC} \left(\frac{I_{SR}}{I_{MR}} - 1 \right) + A(T_2 - T_1) \quad (5)$$

$$V_2 = V_1 - R_s(I_2 - I_1) - KI_2(T_2 - T_1) + B(T_2 - T_1) \quad (6)$$

donde (I_1, V_1) son las coordenadas de los puntos I-V medidos; (I_2, V_2) son las coordenadas correspondientes de los puntos en la curva corregida; I_{SC} es la corriente de cortocircuito medida del dispositivo bajo ensayo; I_{MR} es la corriente de cortocircuito medida para el dispositivo de referencia; I_{SR} es la corriente de cortocircuito del dispositivo de referencia en condiciones estándar de medida u otras condiciones a las que se desee extrapolar la curva I-V; T_1 es la temperatura medida del dispositivo bajo prueba; T_2 es la temperatura en condiciones estándar u otras condiciones a las que se extrapole la curva; A es el coeficiente de variación de la corriente con la temperatura (0,002 [A / °C]); B es el coeficiente de variación de la tensión con la temperatura (-0,082 [V / °C]); R_s es la resistencia interna de la especie test; K es un factor de corrección de la curva (0,004 [V / °C A]). Nosotros determinamos experimentalmente los valores de estos parámetros siguiendo el procedimiento descrito en la norma antes citada. De esta forma se obtuvieron 72 patrones de entrada para entrenar la red neuronal. Para 1440 condiciones de temperatura, radiación y carga, la red entrenada permite obtener la tensión de un módulo fotovoltaico.

Se realizó una partición de los datos en datos de entrenamiento, datos de validación y datos de prueba. Empleamos el método de entrenamiento de retropropagación del error, con minimización del error cuadrático medio. Para el entrenamiento se emplearon matrices de pesos extendidas, compuestas por los pesos y los sesgos de las neuronas ocultas y de salida. Se realizó un entrenamiento por lotes, calculándose el error de entrenamiento y el error de validación en cada iteración. La detención del entrenamiento se realizó cuando comienza a incrementarse el error de validación, utilizándose para ello el criterio de parada de temprana. Este procedimiento se realizó para varias arquitecturas de redes y con diferentes funciones de activación, tomándose la red neuronal con menor error cuadrático medio de prueba.

RESULTADOS

La red con mejor desempeño encontrada es un perceptrón multicapa con 2 neuronas de entrada, 9 neuronas ocultas y 40 neuronas de salida. En la Tabla 1 se muestran los resultados obtenidos para el modelo con menor error de prueba.

Modelo	MSE [%]	R ² [%]
Entrenamiento	1.64	99.98
Validación	2.1	99.94
Prueba	2.17	99.95

Tabla 1: Resultados obtenidos con la red de mejor desempeño.

A continuación se presentan simulaciones de los efectos de la radiación y la temperatura sobre la salida del módulo solar. Las curvas características I-V y P-V del módulo fotovoltaico para niveles de radiación de 500, 750, 900 y 1000 W/ m² y una temperatura de celda de 25 °C son mostradas en la Fig. (2). Puede verse que los cambios de radiación afectan principalmente la corriente de salida.

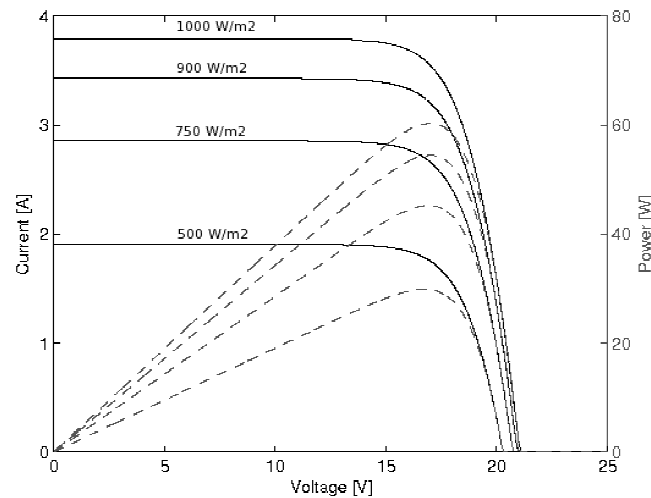


Figura 2: Curvas características de salida I-V y P-V del módulo fotovoltaico ante variaciones de la radiación incidente.

Las características I-V y P-V al variar la temperatura se muestran en la Fig.(3). El módulo es ajustado para operar con un nivel de radiación de 1000 W/ m². Las temperaturas son ajustadas a 0 °C, 25 °C, 50 °C, and 75 °C. Se observa que la temperatura de operación afecta principalmente la tensión de salida del módulo.

En general, existe una reducción de la tensión para altas radiaciones debido a la alta temperatura resultante del módulo. La reducción de la tensión o corriente en los terminales resultará en una disminución de la potencia de salida, debido a que estas variables están relacionadas en forma directamente proporcional a la potencia mediante la ecuación $P = V I$.

El efecto de bajos niveles de radiación afecta principalmente la corriente del módulo y tiene un ligero efecto sobre la tensión entregada. Existe una mayor influencia sobre la corriente debido a que disminuye linealmente con la disminución de la radiación mientras que la tensión del módulo solo disminuye logarítmicamente al decrementarse la radiación incidente.

Estos resultados muestran un comportamiento adecuado del modelo, lo cual era de esperarse dado el bajo error del mismo (Tabla 1).

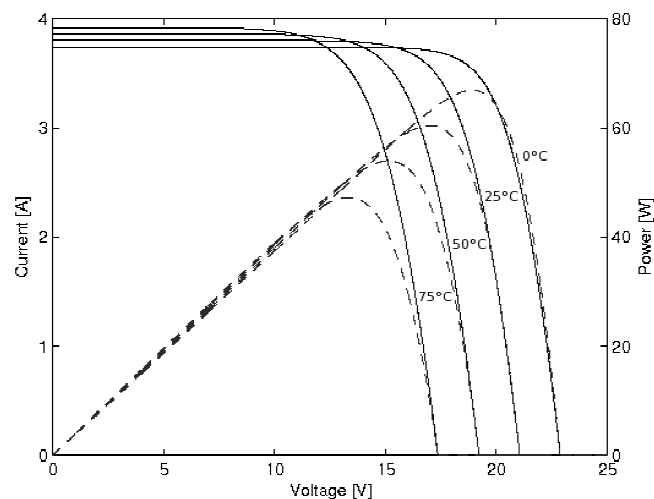


Figura 3: Curvas características de salida I-V y P-V del módulo fotovoltaico ante variaciones de la temperatura.

CONCLUSIONES

Se aplicaron redes neuronales en el modelado de un panel fotovoltaico como alternativa a los modelos convencionales. Se encontró un buen desempeño del modelo neuronal propuesto en la obtención de las curvas características de salida corriente-tensión y potencia-tensión de módulos fotovoltaicos. La ventaja de este modelo es que no requiere los datos suministrados por el fabricante, ni la determinación mediante mediciones de parámetros específicos del modelo utilizado. Además, a diferencia de los modelos convencionales, nos entrega información del comportamiento del módulo para diferentes condiciones de carga sin realizar un proceso de resolución iterativo.

REFERENCIAS

- Almonacid F. et al. (2009). Characterisation of Si-crystalline PV modules by artificial neural Networks. *Renewable Energy*, 34, 4, 941-949.
- Araujo G. et al. (1982). Determination of the two-exponential solar cell parameters from empirical data. *Solar cells*, 5, 199-204.
- Duffie J.A. y Beckman W.A. (1991). *Solar Engineering of Thermal Processes*, second ed. John Wiley & Sons Inc., New York.
- Haykin S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, second ed. Prentice-Hall.
- Hiyama T. et al (1995). Evaluation of neural network based real time maximum power tracking controller for PV Systems. *IEEE Trans. on Energy Conversion*, 10, 3, 543-548.
- Hontoria L. et al. (2007). Artificial Neural Networks applied in PV Systems and Solar Radiation. Nova. Gran Bretaña.
- King D.L. (2000). PV Module Electrical Performance Model. Sandia National Laboratories, Albuquerque, NM.
- King D.L. et al. (1998). Field Experience with a New Performance Characterization Procedure for Photovoltaic Arrays. *Proc. of 2nd World Conference and Exhibition on Photovoltaic Solar energy Conversion*, Vienna, Austria.
- King D.L. et al. (2004). Photovoltaic array performance model. Sandia Report No. SAND2004-3535.
- McIntosh K. et al. (2000). Depletion region recombination in silicon solar cells: When does $m=2$? *Proc. Of 16th European PV Solar Energy Conference*, 250 -253.
- Nelson J. (2003). *The Physics of Solar Cells*. Imperial College Press, London.

ABSTRACT

The design and proper assessment of a fotovoltaic system requires special attention on the behavior of the modules. Panel models are based on approximations using parameters provided by the manufacturer or others specially measured. The aim of this paper is to propose a new model of photovoltaic module that is to obtain output curve from the operating conditions to which they are subjected. The results show the good performance of the proposed model to variations in radiation and temperature. This model does not need the usually used parameters, but also able to determine the output for different load conditions.

Keywords: model, photovoltaic module.